

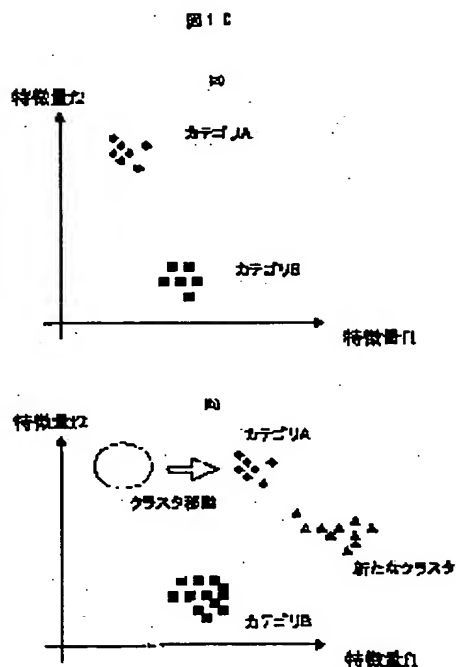
(11)Publication number : 2001-256480
(43)Date of publication of application : 21.09.2001

G06T 1/00
G01B 11/30
G01N 21/956
G06F 17/30
G06T 7/00

(71)Applicant : HITACHI LTD
(72)Inventor : NAKAGAKI AKIRA
TAKAGI YUJI
OBARA KENJI
OZAWA YASUHIKO
KUROSAKI TOSHISHIGE
ISOGAI SHIZUSHI

PROBLEM TO BE SOLVED: To secure classification performance for high fault by permitting instruction data for fault classification which is set at every fault attribute to follow the fluctuation of a manufacturing process.

SOLUTION: Featured values are calculated from fault detected from a semi-conductor wafer and assigned in a featured values space, categories are assigned from a distribution in the space as shown in a figure 10(a) and instruction data for fault classification is generated. When fault detected from the wafer is classified into the respective fault attributes, the instruction data is used. When fault is classified, the same processing is performed concerning the fault to be classified, which is detected from the wafer, classification dealing data shown in a figure 10(b) is generated and, then, it is compared with instruction data shown in the figure 10(a). A difference occurs in these kinds of data when a fluctuation exists in the semi-conductor manufacturing process and obtained instruction data is corrected in accordance with the difference when the difference exists.



[Date of request for examination]
[Date of sending the examiner's decision of rejection]
[Kind of final disposal of application other than the examiner's decision of rejection or application converted registration]
[Date of final disposal for application]
[Patent number]
[Date of registration]
[Number of appeal against examiner's decision of rejection]
[Date of requesting appeal against examiner's decision of rejection]
[Date of extinction of right]

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号
特開2001-256480
(P2001-256480A)

(43) 公開日 平成13年9月21日 (2001.9.21)

(51) Int.Cl. ⁷	識別記号	F I	テーマコード* (参考)
G 0 6 T 1/00	3 0 5	G 0 6 T 1/00	3 0 5 A 2 F 0 6 5
G 0 1 B 11/30		G 0 1 B 11/30	A 2 G 0 5 1
G 0 1 N 21/956		G 0 1 N 21/956	A 5 B 0 5 7
G 0 6 F 17/30	1 7 0	G 0 6 F 17/30	1 7 0 B 5 B 0 7 5
	2 1 0		2 1 0 D 5 L 0 9 6

審査請求 未請求 請求項の数10 O L (全 13 頁) 最終頁に続く

(21) 出願番号 特願2000-65151(P2000-65151)

(22) 出願日 平成12年3月9日 (2000.3.9)

(71) 出願人 000005108

株式会社日立製作所

東京都千代田区神田駿河台四丁目6番地

(72) 発明者 中垣 亮

神奈川県横浜市戸塚区吉田町292番地 株式会社日立製作所生産技術研究所内

(72) 発明者 高木 裕治

神奈川県横浜市戸塚区吉田町292番地 株式会社日立製作所生産技術研究所内

(74) 代理人 100078134

弁理士 武 顕次郎

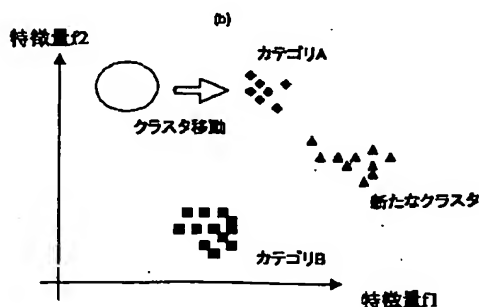
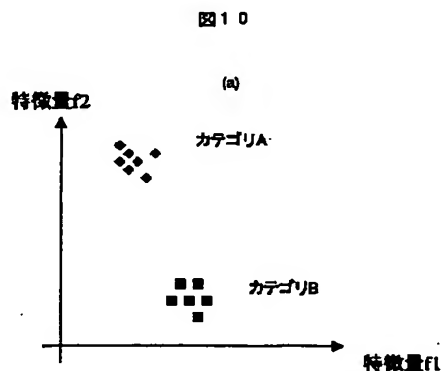
最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 画像自動分類方法及び装置

(57) 【要約】

【課題】 欠陥属性毎に設定される欠陥分類のための教示データが製造プロセスの変動に追従するようにして、欠陥の高い分類性能を確保できるようにする。

【解決手段】 半導体ウェーハ検出される欠陥からその特徴量を計算して特徴量空間に割り当て、図10 (a) に示すように欠陥の特徴量空間での分布からカテゴリを割り当て、欠陥分類のための教示データを作成する。半導体ウェーハ検出される欠陥を夫々の欠陥属性に分類する場合には、この教示データを用いるのであるが、欠陥分類実行時では、半導体ウェーハから検出される分類対象の欠陥について、同様の処理を行なって図10 (b) に示すような分類対象データを作成し、これを図10 (a) に示すように教示データと比較する。半導体製造プロセスに変動があると、これらデータに違いが生ずる場合があり、この違いがあると、この違いに応じて先に求めた教示データを修正する。



【特許請求の範囲】

【請求項 1】 被検査対象物を撮像して得られた画像を基に作成した教示データを参照して、被検査対象物を撮像して得られた画像がどのカテゴリに属するかを判定する画像自動分類方法において、

分類対象としての 1 個もしくは複数個の画像のデータである分類対象データから計算された特徴量の統計量と該教示データから計算される特徴量の統計量とから、該教示データもしくは分類対象データの性質を解析し、該解析結果に応じて、自動もしくは手動で該教示データを更新することを特徴とする画像自動分類方法。

【請求項 2】 請求項 1 記載の画像自動分類方法において、前記解析結果及び前記教示データの更新結果の少なくとも 1 つ以上を操作者に通知することを特徴とする画像自動分類方法。

【請求項 3】 請求項 1 または 2 記載の画像自動分類方法において、前記教示データもしくは前記分類対象データの性質を、前記分類対象データを前記教示データを用いて自動分類した結果を基に解析することを特徴とする画像自動分類方法。

【請求項 4】 請求項 1、2 または 3 記載の画像自動分類方法において、前記教示データを用いて前記分類対象データを自動分類した結果、教示したいずれのカテゴリにも属しないと判定された前記分類対象データの個数を用いて、前記教示データもしくは前記分類対象データの性質を解析することを特徴とする画像自動分類方法。

【請求項 5】 請求項 1～4 のいずれか 1 つに記載の画像自動分類方法において、前記教示データの更新を、教示された前記カテゴリ毎に選択的に行なうことを特徴とする画像自動分類方法。

【請求項 6】 請求項 1～5 のいずれか 1 つに記載の画像自動分類方法において、前記教示データもしくは前記分類対象データの性質の解析を、教示された前記カテゴリ毎に行なうことを特徴とする画像自動分類方法。

【請求項 7】 請求項 1～6 のいずれか 1 つに記載の画像自動分類方法において、前記教示データもしくは分類対象データの性質の解析と前記教示データの更新との少なくとも一方を、予め定められた一定期間毎に行なうことを特徴とする画像自動分類方法。

【請求項 8】 被検査対象物を撮像して得られた画像を基に作成した教示データを参照して、被検査対象物を撮像して得られた画像がどのカテゴリに属するかを判定する画像自動分類装置において、分類対象としての 1 個もしくは複数個の画像のデータである分類対象データから計算された特徴量の統計量と該

教示データから計算される特徴量の統計量とから、該教示データもしくは該分類対象データの性質を解析する解析部と、

該解析部での処理結果に応じて該教示データを更新する手段とを有することを特徴とする画像自動分類装置。

【請求項 9】 請求項 8 記載の画像自動分類装置において、

前記解析部による処理結果もしくは前記教示データの更新処理の結果を表示する表示部を有することを特徴とする画像自動分類装置。

【請求項 10】 請求項 8 または 9 記載の画像自動分類装置において、

複数個の分類対象のセットに対して計算された前記教示データもしくは前記分類対象データの解析結果の少なくとも 1 つ以上を記憶する記憶部と、

該記憶部の記憶情報の中の少なくとも 1 以上を表示する表示部とを有することを特徴とする画像自動分類装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、画像に含まれる内容に基づいてこの画像を自動分類する方法及び装置に係り、特に、自動分類時に用いられる教示データを分類対象となる欠陥の性質を基に更新することにより、高い分類性能を維持することを可能とした画像自動分類方法及び装置に関する。

【0002】

【従来の技術】従来、半導体ウェーハパターンなどの欠陥属性をその画像により分類する方法としては、特開平 8-21803 号公報に記載のように、ニューラルネットワークを用いた手法が知られている。

【0003】この方式は、半導体製造プロセスでの半導体製品の欠陥の分類について言うところ、かかる欠陥に関する情報（欠陥情報：欠陥の面積、形状、重心位置、測定条件など）をニューラルネットワークに入力すると、このニューラルネットワークはこの欠陥情報を所定の重み係数で調整し、この結果得られるこのニューラルネットワークの出力情報がこの欠陥の属性（傷やゴミなどの欠陥の種類であって、以下、欠陥属性という）に対応するようにして、欠陥をそれに対応する欠陥属性に分類するものである。

【0004】ところで、このような方式で欠陥の分類を可能とするためには、ニューラルネットワークに適正な重み係数が設定されていなければならない。このために、特開平 8-21803 号公報にこの重み係数の設定方法が記載されている。この方法は、欠陥属性毎に、その規範となる「教示データ」と呼ばれる画像データ（これは、上記の欠陥情報に相当する）を用意し、これを用いてニューラルネットワークの学習を実行するものである。この学習は、この教示データをニューラルネットワークに入力してそのとき設定されている重み係数で調整

し、これによってなされるこの教示データの分類結果とこの教示データに対する欠陥属性とを比較し、これらの不一致状態を表わす誤差値が予め設定された閾値を越え、この誤差値に応じてそのときの重み係数を修正し、同じ教示データを再度ニューラルネットワークに入力して修正されたこの重み係数で調整するようにして、上記誤差値が上記閾値以下になるまでかかる処理を繰り返すものである。このようにして、誤差値が上記閾値以下になるような重み係数となると、ニューラルネットワークに入力される教示データはこれに対応する欠陥属性に分類されることになる。かかる学習は、全ての教示データが夫々対応する欠陥属性に正しく分類されるように重み係数が設定されるまで、繰り返される。

【0005】かかる学習の結果得られたニューラルネットワークの重み係数は、学習データとして保存される。

【0006】欠陥の分類実行時では、ニューラルネットワークにこの学習データを用い、このニューラルネットワークに実際に得られた欠陥情報を入力することにより、その欠陥がそれに対応する欠陥属性に分類される。

【0007】

【発明が解決しようとする課題】ところで、上記従来技術の分類方式を用いて、半導体ウェーハの製造過程における半導体ウェハパターンの欠陥を分類した場合、ニューラルネットワークの上記学習が実際の欠陥の分類実行前に行なわれ、欠陥の分類を実行するときには、ニューラルネットワークの学習データが決定しているので、学習時に教示データをいかに吟味して選定されたとしても、この学習データに基づいて欠陥の分類がなされることになる。

【0008】このため、半導体ウェハパターンに生ずる欠陥が、ユーザの認識からすると、ある所定の教示データに該当してこれに対応する所定の欠陥属性に分類されるはずのものであっても、かかるニューラルネットワークによる分類実行中に半導体製造プロセスの変動（例えば、ウェーハ上に形成される膜の厚さ（膜厚）の変動、露光時間やエッチング時間の変更に伴うパターン寸法やパターン高さの微小変化、表面の粗さなどの変化）などが生じ、これに起因してその欠陥の形状などの欠陥情報が上記学習時での対応する教示データと異なってきた場合には、その欠陥は上記所定の欠陥属性に正しく分類されず、他の欠陥属性に分類されてしまうことになる。

【0009】一方、ニューラルネットワークなどの分類アルゴリズムでは、学習時に提示された教示データ以外の内容の欠陥情報が入力されても、学習時での教示データのパターンとの類似性に照らして欠陥属性を認識し、分類を実行できる汎化能力を備えているのが一般的である。しかしながら、この汎化能力は上記の半導体製造プロセスの変動に追従するには充分ではなく、また、逆に、半導体製造プロセスの変動によって生じる未知の新たな欠陥を学習時に得られた既知の欠陥属性に分類して

しまい、半導体製造プロセスの新たな問題点を摘出するために重要な手がかりとなる未知の欠陥を見逃してしまうという危険性をもっているなどの問題がある。

【0010】本発明の目的は、かかる問題を解消し、教示データ作成時と分類実行時との間の半導体製造プロセスの変動による影響をなくし、教示データを分類実行時のプロセスに追従させることを可能とした画像自動分類方法及び装置を提供することにある。

【0011】

【課題を解決するための手段】上記目的を達成するために、本発明は、欠陥の画像データの性質を表わす複数個の特徴量を用いるものである。この特徴量を用いると、欠陥データの1つ1つは、各特徴量の値を要素とする1つのベクトルと表現され、これは特徴量空間における1つの点と見なすことができる。

【0012】いま、教示データの作成に用いられる複数個の教示欠陥画像を、その特徴量値を用いて、特徴量空間の1点と対応づけ、この点を教師点ということにする。教示欠陥に対しては、その欠陥が属する属性（欠陥属性）が既知であることが前提であるので、教師点の分布は、特徴量ベクトル空間内での各教示欠陥の位置情報を持つと同時に、各欠陥属性の位置情報をも持つことになる。分類対象として入力された欠陥画像も、同様に、その特徴量により、特徴量ベクトル空間に対応づける。この分類対象画像と対応付ける点を、分類対象点ということにする。

【0013】教示点の分布は、教示された欠陥属性の発生の様子を特徴量の値によって表現したことになり、分類対象点の分布は、分類実行時点での欠陥の発生の様子を特徴量の値によって表現したこととなる。従って、半導体製造プロセスの変動が生じた場合には、これらの2つの分布の間に変化が生じることになる。本発明では、かかる教師点と分類対象点との分布の違いから教示データの性質を解析する解析手段と、解析した結果をユーザに通知して教示データを更新させる手段、または検出した結果から自動適に教示データを更新する手段とを設け、これにより、分類実行時の半導体製造プロセス状態に教示データを追従することを可能とするものである。

【0014】

【発明の実施の形態】以下、本発明の実施形態を図面を用いて説明する。

【0015】図1は、半導体ウェーハなどの半導体製品の製造プロセス（半導体製造プロセス）において、本発明による画像自動分類方法及び装置が果たす役割を説明する図であって、2は外観検査装置、3は本発明による画像自動分類方法及び装置に相当する欠陥分類装置、4は外観検査の結果、5は欠陥部位での画像、6は不良モード（欠陥属性）別の発生頻度、7は品質管理システムである。

【0016】同図において、半導体製品の製造は数百も

のプロセスからなり（ここでは、かかるプロセスをプロセス1, 2, …… , nとする）、製造開始から完成までに約100日もの期間を要する場合がある。しかし、半導体製品の良否が判明するのは、全てのプロセス1～nを経て半導体製品が完了してから行なわれるプローブ検査8によってである。そこで、歩留まりを向上するためには、途中のプロセスの良否を推定する手段が必須である。このために、外観検査装置2による外観検査が行なわれ、半導体製品での配線パターンの外観異常からプロセスの良否を判定することが行なわれている。

【0017】プロセスの異常が確認された場合、対策を実施する必要があるが、このための情報収集手段として、本発明による画像自動分類方法及び装置としての欠陥分類装置3は重要な役割を果たしている。即ち、外観検査の結果4からは欠陥の場所と個数を把握できるが、その欠陥の性質などの情報は得られない。このため、欠陥分類装置3が欠陥部位での画像5を取り込み、これを基に欠陥の種類を分類して、不良モード別の発生頻度6を品質管理システム7で表示させる。これにより、欠陥の対策候補を絞り込むことができる。ここでは、パターン欠陥に比べて異物の発生頻度が大きいものとしており、このため、異物発生防止対策を行えばよいことが判る。即ち、発生頻度が高い欠陥について、優先的に原因推定をし、その対策を行なうことにより、迅速に歩留まりの向上を図ることができる。欠陥分類装置3は、従来目視で行なわれていた欠陥分類作業を自動化する装置であり、高い分類性能が要求される。

【0018】なお、図1では、プロセス1について良否の推定を行なうようにしているが、全てのプロセスについて、あるいは所望のプロセスについて良否の判定をするようにしてもよい。

【0019】図2は図1における欠陥分類装置3の一実施形態を示す構成図であって、9は光学系、10は基板、11はステージ、12はTVカメラ、13は画像入力装置、14は画像記録装置、15は画像処理装置、16はステージ制御部、17は基板搬送制御部、18はモニタ、19はホストコンピュータ、20は基板搬送装置、21は入力手段、22はネットワークである。図3は図2に示す欠陥分類装置3で行なわれる教示手順の説明図である。図4は教示データ作成におけるモニタ表示例を示す図である。図5は教示データとして記録された欠陥データの内容例を示す図である。

【0020】以下、図3及び図4を用いて図2に示す実施形態とその分類手順（画像自動分類方法）とについて説明する。

【0021】この実施形態では、まず始めに、教示データ用の欠陥画像収集が行なわれる（図3のステップ100）。

【0022】このため、まず、図2において、ホストコンピュータ19からの指令に基づいて、基板搬送制御部

17が基板搬送装置20を制御し、これにより、基板10がステージ11に搭載される。一方、ホストコンピュータ19が、ネットワーク22を経由して、この基板10に対応する欠陥座標情報を上位システムから受け取る。この上位システムとは、歩留り管理システムや製造ライン監視用システム、プロセス管理システムなどの品質管理システムあるいは欠陥を検査する検査装置などであって、図1で示す半導体製造プロセスでは、外観検査装置2などがこれに相当する。

【0023】ホストコンピュータ19はこの欠陥座標情報を参照してステージ制御部16に指示を送り、ステージ11を移動させて欠陥が観察できる位置に基板10を移動させる。基板10上の欠陥は光学系9を介してTVカメラ12で撮像され、これによって得られた欠陥画像が画像入力装置13を介して画像記録装置14に記録される。

【0024】以上の処理が欠陥座標情報で指定される全ての欠陥について繰り返され、夫々の欠陥画像が画像記録装置14に蓄積される。なお、この実施形態では、欠陥画像を得る手段としてTVカメラ12を用いているが、これに限られず、ラインセンサや電子顕微鏡などの他の撮像装置であってもよい。

【0025】次に、教示データの作成（カテゴリ（欠陥属性）の付与）が実行される（図3のステップ101）。

【0026】即ち、基板10に対する全ての欠陥の欠陥画像が画像記録装置14に記録されると、ホストコンピュータ19はこれら欠陥画像をモニタ18に表示させる。ユーザはこれら表示された欠陥画像を観察し、入力手段21を用いてカテゴリを付与する。この処理は、収集された欠陥画像について、教示データとして必要な欠陥画像全てに対して行なわれる。

【0027】モニタ18には、図4に示すように、蓄積された欠陥画像が未分類ウィンドウ24の中に表示されている。これに対して、ユーザは、ユーザ定義のカテゴリ（欠陥属性）に従ってユーザカテゴリウィンドウ23A, 23B, 23Cを作成し、未分類ウィンドウ24内にある欠陥画像をこれに対応するユーザカテゴリウィンドウ23A, 23B, 23Cに移動させることにより、欠陥画像に対して教示カテゴリを付与する。ユーザが指定したカテゴリは、ホストコンピュータ19内で教示データとして記録される。なお、ここでは、ユーザカテゴリをユーザカテゴリウィンドウ23A, 23B, 23Cの3つとしているが、これに限るものではないことは明らかである。

【0028】次に、特徴抽出過程（画像処理）に移る（図3のステップ102）。

【0029】即ち、画像記録装置14に記憶された各欠陥画像は画像処理装置15に転送され、画像処理が実施されて、図5に示すように、欠陥画像毎に特徴量が抽出

される。ここで、欠陥画像の特徴量とは、欠陥の色情報や形状、サイズなどである。例えば、異物は暗く、円形に近いが、パターン欠陥は周辺パターンと同一色で形状は複雑であるなどの特徴がある。予め決められた種類の特徴量（図5に示す例では、5通り）が計算され、これら特徴量がホストコンピュータ19で教師データとして欠陥番号（欠陥に付された番号）に対応して記録される。

【0030】次に、この教師データを基にホストコンピュータ19で教示が実施されて教示データが作成される（図3のステップ103）、この教示データが記録される（図3のステップ104）。

【0031】ここで、教示（ステップ103）について説明する。

【0032】まず、教師データの対象とする欠陥画像（教師画像）から欠陥あるいはその背景の画像特徴量を抽出する。ここで、特徴量とは、例えば、欠陥部の円形度や面積などの幾何学的定量的数値、画像平均輝度値、分散値、色に関する値（RGBの割り合い、色相、色彩値の分布など）などの画像情報に関する定量的数値、あるいは欠陥の背景画像も含めた画像情報に関する定量的数値などである。

【0033】いま、特徴量を c とし、予め設定された特徴量の個数を n とし、1つの画像から抽出される n 個の特徴量の組み合わせ（ c_0, c_1, \dots, c_n ）を特徴量ベクトルとする。この特徴量ベクトルは、特徴量空間の一点に対応する。各教師画像から抽出された特徴量ベクトルは、図5に示すように、各教師画像のインデックスである欠陥番号に対応して欠陥カテゴリとともに記録される。各教師画像より抽出された特徴量ベクトルで表わされる特徴量空間内の点を、以下、教師点という。

【0034】図6は、特徴量を2個として、2つのカテゴリA及びBに属する教師点の分布の具体例を模式的に示す図である。

【0035】同図において、これらの教師点をカテゴリA、Bの2つのカテゴリに分類するためには、一般に、直線Lあるいは楕円E（EA、EB）などを決定して判別している。ここで、2つの特徴量を f_1, f_2 としたとき、例えば、直線Lを用いるときには、

【式1】

$L(f_1, f_2) < 0 \rightarrow$ カテゴリAに属する

$L(f_1, f_2) > 0 \rightarrow$ カテゴリBに属する

とする。但し、

【式2】

$L(f_1, f_2) = a * f_1 + b * f_2 + c = 0$

は直線Lを表わすものとする。

【0036】また、楕円EA、EBを用いた場合には、

【式3】

$EA(f_1, f_2) < 0 \rightarrow$ カテゴリAに属する

$EB(f_1, f_2) < 0 \rightarrow$ カテゴリBに属する

というようにする。但し、

【式4】

$EA(f_1, f_2) = d * f_1 * f_1 + e * f_2 * f_2 + f * f_1 * f_2 + g * f_1 + h * f_2 + i = 0$

$EB(f_1, f_2) = j * f_1 * f_1 + k * f_2 * f_2 + l * f_1 * f_2 + m * f_1 + n * f_2 + o = 0$

は楕円EA、EBを表わすものとする。

【0037】このように、直線Lや楕円Eを判別関数として用いることができる。

【0038】ニューラルネットワークなどで決定される判別関数は、これよりも複雑な形をとるものの、これと同様に考えることができる。与えられた教示画像の特徴量ベクトルとそのカテゴリとから以上のような判別関数を決定し、これを教示データとして記憶する。以上が教示過程である（図3のステップ104）。

【0039】分類過程では、いずれのカテゴリに属するかが不明な分類対象欠陥から、教示過程（図3のステップ103）と同様に、特徴量を計算し、その計算値を教示過程で生成された特徴量空間にマッピングし、いずれのカテゴリに属するかを判定する。具体的には、教示過程で求めた上記の判別関数に分類対象欠陥の特徴量値を当て嵌めた結果得られる関数値を基に、カテゴリを判定することになる。

【0040】ところで、半導体製品において、一製品のライフサイクルは数ヶ月から数年以上になることがある。そのような場合、その製品を製造するための製造プロセスに、ライフサイクル初期と中期、終期とで違いが生じる。製造プロセスで発生する欠陥は、その製造プロセスに依存することから、製品のライフサイクルに合わせ、発生する欠陥に違いが現れることを意味する。ここで、“発生する欠陥の違い”とは、当初存在しなかった欠陥属性が半導体製造プロセスの変動の結果新たに生じるといような“欠陥属性の違い”という意味と、従来から存在する欠陥属性に含まれるものの、その欠陥の外観（形状、色など）が従来観察されたものと違うというような“欠陥特徴の違い”という意味との両者を含むものとする。このような比較的長いライフサイクルを持つ製品に対して、欠陥の自動分類を適用して生産管理を行なうことを考えると、上述した半導体製造プロセスの変動が大きな問題となる。

【0041】自動分類システムでは、実際に発生した欠陥画像を収集し、これを教示サンプルとしてカテゴリ別の教示データを作成する。そして、この教示データを参照し、分類対象となる欠陥がどのカテゴリに属するのかを判定する。つまり、これは教示データを作成した時点の半導体製造プロセスで発生し得る欠陥の情報のみが教示データに反映されていることになり、分類を行なっている時点での半導体製造プロセスも教示時点のそれと一致していることを前提とした処理をしていることになる。従って、半導体製造プロセスの変動が起こった場合

には、その変動に追従して教示データを更新するということが必要になる。そうでなければ、教示データと分類対象とで特徴量の相関が低下し、期待した分類性能を得ることができなくなる。

【0042】しかし、従来から存在する自動分類装置では、一般には、半導体製造プロセスの変化をユーザが容易に感知することができない。ユーザが把握できるのは、分類の正確さが低下するという事実のみである。しかも、これは、自動分類の全結果について、ユーザが目視により、期待した分類結果と一致しているかどうかを確認する作業を行なって始めて判るものである。このような全欠陥の目視レビューは非効率であり、本来これらの労力を低減させるために必要となる自動分類装置が逆の効果を生み出すことになる。また、その分類性能の低下の原因が半導体製造プロセスの変動によるものなのか、それ以外の原因によるものなのかは、分類結果からのみでは、読み取ることができない。このような事実を考えると、自動分類処理は、プロセスの変動に対して、ロバスト (robust) であることが必要になる。

【0043】この実施形態は、半導体製造プロセスの変動に対してロバストな分類性能を提供するために、分類時点での教示データが分類処理に適しているかどうかを判断することを可能にするものである。

【0044】図7は半導体製造プロセスの変動の判断手法の一具体例を示す図であって、同図(a)は教示データの特徴点の分布を、同図(b)は分類対象の特徴量の分布を夫々示している。

【0045】ここでは、図7(a)に示すように、教示時には、カテゴリA、Bという2つの欠陥属性が存在しているものとする。図7(b)に示す分類対象の特徴量分布は、分類対象データとして取得した複数の欠陥の特徴量を特徴量空間上にプロットしたものである。分類対象とする欠陥は、1つの半導体ウェーハの全部もしくは一部の欠陥であってもよいし、複数の半導体ウェーハの夫々毎の全部もしくは一部の欠陥であってもよい。また、例えば、1日や1週間のように、予め規定した一定の期間内に製造された半導体ウェーハから取得した欠陥データであってもよい。なお、図7(b)では、各特徴点がどのカテゴリに属するかという情報をもっていない。各特徴点がどのカテゴリに属するかの情報を含めた場合には、後に図10で説明する。

【0046】図7(a)、(b)の分布を比較することにより、教示時での欠陥の全体的な特徴点の分布と欠陥分類時での欠陥全体の特徴量の分布を比較することができる。例えば、図7(a)に示す分布では、その特徴点が密に集まっているところが2箇所あるのに対し、図7(b)に示す分布では、3箇所存在することが分かる。特徴量空間でその特徴点が密に集まっている領域をクラスと呼ぶこととすると、このクラスを形成している部分は、同種の特徴量を持つ欠陥が多数存在することを

意味している。従って、図7(a)に示す教示時に比べ、図7(b)に示すように、分類実行時のクラスが増加しているときには、教示時点に存在しなかった新たな属性の欠陥が発生した可能性が高いことを意味することになる。

【0047】図8は特徴空間の中からクラスを実際に検出するための処理アルゴリズムの一具体例を示すフローチャートである。

【0048】以下では、特徴量空間上のN個の特徴点の集合をP (P (1), P (2), …, P (N)) とし、存在するクラスをC (C (1), C (2), …) とし、変数NPが処理済みのパターンの個数を表わし、変数NCが作成したクラスの個数を表わすものとする。また、あるクラスに対し、そのクラスの特徴量空間上での幾何的な中心点をそのクラスの標準パターンということにする。

【0049】図8において、先ず、変数NP, NCを夫々

$$NP=1 \quad NC=1$$

に初期化し (ステップ200)、特徴点P (NP) = P (1) を標準パターンとするクラスC (NC) = C (1) を作成する (ステップ201)。即ち、この特徴点P (1) がクラスC (1) の中心点となる。

【0050】次に、以下の式で定義される距離dを求める (ステップ202)。

【式5】

$$d(\min) = d(P(NP+1), C(i))$$

ここで、クラスCがm個あるものとする、 $i=1, 2, \dots, m$ であり、また、 $d(P(NP+1), C(i))$ は、クラスC (1) と特徴点P (NP+1) との間の距離を表わす。クラスと特徴点との間の距離の定義は幾つかの方法が考えられるが、ここでは、クラスの標準パターンと特徴点との間の距離 (つまり、2点間の距離) とする。m個のクラス夫々毎に特徴点P (NP+1) からの距離を求める。最初は、 $NP=NC=1$ であって、クラスC (1) しかないの、特徴点P (2) とクラスC (1) との距離だけが求められる。

【0051】そして、クラスC (i) の範囲を規定する予め定めた閾値Tに対して、m個のクラスのうちの1つのクラスC (i) までの距離d (min) が、

【式6】

$$d(\min) \leq T$$

であるときには (ステップ203)、この特徴点P (NP+1) がクラスC (i) に属するものとする (ステップ204)。従って、最初の $NP=NC=1$ の場合には、特徴点P (2) がクラスC (1) に属しているものとする。また、m個のいずれのクラスに対しても、

$$d(\min) > T$$

であるときには (ステップ203)、この特徴点P (N

P+1) はいずれのクラスタにも属していないとし、この特徴点P (NP+1) を標準パターンとする新しいクラスタC (NC+1) を作成するとともに、かつ変数NCの値を1だけ増加し、クラスタが1つ増えてm+1個になったことを表わすようにする(ステップ205)。

従って、最初のNP=NC=1の場合には、特徴点P(2)を標準パターン(中心点)とする新たなクラスタC(2)を追加することになり、クラスタC(1)、C(2)の2つが存在することになる。

【0052】そして、ステップ204または205の処理が終わると、変数NPの値を1つ増やし(ステップ206)、

NP>P

のときには、全ての特徴点についての処理が終了したことになるが、

NP≤N

のときには、ステップ202に戻り(ステップ207)、新たな変数NP、NCについてステップ202からの動作を繰り返す。即ち、これまでの処理が特徴点P(2)についてのものとする、ステップ206により、次の特徴点P(3)を指定し、この特徴点P(3)について、ステップ202からの動作を繰り返して、この特徴点P(3)が現存するいずれかのクラスタC(i)に含ませるか(ステップ204)、この特徴点P(3)を標準パターンとするクラスタを新たに作成するか(ステップ204)、以下、全ての特徴点についてかかる処理を繰り返す。

【0053】このようにして、全ての特徴点P(NP)がいずれかのクラスタC(NC)に分類されることになる。

【0054】以上の処理を教師点と分類対象点の夫々に適用することにより、特徴量空間での夫々のクラスタ数を計算してそれを比較することが可能になり、これにより、教示データ作成時と分類実行時とでの間の半導体製造プロセスの変動を検知することができる。これらに差があるときには、半導体製造プロセスの変動があったことになる。なお、クラスタの計算は、上記の例に限られず、他の手法を用いてもよい。

【0055】また、各特徴点の分布からの定量的な計算が容易な統計量を教示時と分類時とで夫々計算し、これら比較することもできる。図9は、統計量の一具体例として、特徴点群の平均点や分散、主成分軸、主成分軸に対する分散の概念を図示したものである。また、各分布を球などで近似しておき、それら球同志の重なり面積などを統計量として算出することも可能である。このような統計量を用いて、教示時と分類時との特徴量分布を比較すると、それらの相対的な変化分を定量的に算出できることになる。そして、各統計値に対して予め閾値を設定し、実際の変化分がその閾値を超えている場合には、ユーザに対して半導体製造プロセスの変動があった

ことを表わす何らかのメッセージを表示することにより、ユーザはそれを知ることができる。ユーザは欠陥の画像を目にすることができるものの、その形状や色などの微妙な違いを判定するのは困難である。しかし、この実施形態によれば、各欠陥の特徴(形状や色など)を定量的に評価し、その全体傾向のずれをユーザに知らせることにより、教示時と分類時とでの半導体製造プロセスの変動を検知することができる。これにより、ユーザは、必要に応じて、教示データを更新するか否かを決定すればよい。

【0056】図10は本発明での半導体製造プロセスの変動の判断手法の他の具体例を示す図であって、同図(a)は教示時点での欠陥特徴量の分布を、同図(b)は分類時点での欠陥特徴量の分布を夫々示している。

【0057】図10(a)は図7(a)と同様の分布と示している。これに対して、この具体例では、図10(b)に示す分布が図7(b)に示した分布と異なるものとしている。これは、図10(b)に示す分類対象の分布では、各欠陥がどのカテゴリに属するかという情報が付加されていることである。分類対象の欠陥において、各カテゴリの分布がわかっていれば、図7で説明したように、欠陥全体の統計量の移り変わりを評価することに加え、各カテゴリ毎の分布の変化を検知することが可能になる。各カテゴリ毎に対する評価では、教示時に1クラスタしか形成していなかったカテゴリが、分類時には、2クラスタに分かれて形成した場合や、クラスタが移動している場合、膨張・縮小した場合などが検知でき、各カテゴリ毎に教示データを作成することが可能になる。

【0058】例えば、図10(b)では、図10(a)に存在しなかった新たなクラスタが発生しており、これはいずれの教示カテゴリにもふくまれない新規な欠陥が存在したことを意味する。また、カテゴリAの分布が特徴量空間上で移動していることも確認でき、カテゴリAを表現するための特徴量の性質が教示時と変わってきたことが確認できる。

【0059】図10では、分類対象の各欠陥がどのカテゴリに属するかという情報が付加されているが、次に、これをどのように付加するかについて説明する。

【0060】第1の手法は、分類対象となる欠陥を全てオペレータが目視で確認し、どのカテゴリに属するかを判断するものである。これは、例えば、欠陥分類装置の端末上に、図11に示すように、分類対象となる欠陥を表示するウィンドウ25と各カテゴリの欠陥を表示するウィンドウ26A、26B(ここでは、2個としているが、これに限るものではない)を設け、各欠陥画像をウィンドウ25、26A、26B上にアイコン26として表示することとするものである。そこで、ユーザが、分類対象欠陥ウィンドウ25内の欠陥のアイコン28を1つ1つ、目視で確認しながら、夫々が属するいずれかの

カテゴリのウィンドウ26A、26Bに移動させる。

【0061】この場合、欠陥分類装置の内部では、アイコン28の移動に同期して、特徴量空間の該アイコン28に対応する点がどのカテゴリに属すかの情報を付与する。また、教示した時点で存在しないカテゴリに属する欠陥が存在することを考慮して、任意のタイミングで新カテゴリ用のウィンドウを未知欠陥ウィンドウ27として作成可能とする。

【0062】第2の手法は、分類対象の欠陥を教示データを用いて自動分類する方法が上げられる。自動分類の手法は、上記の式1～式4で示したような判別関数を用いる方式が一般的である。分類処理においても、いずれのカテゴリへの判別関数値もある一定の閾値に満たない場合には、その欠陥は教示時に存在するカテゴリのいずれにも含まれないと判断することが可能である。自動分類は欠陥分類装置内部で計算され、その計算結果に従って、特徴量空間上の各特徴点にカテゴリ（欠陥属性）を付与することができる。この場合、ユーザからみると、どの欠陥にどのカテゴリが付与されたか確認できる必要があるが、これは分類欠陥に従って、図11に示すアイコン28を自動で移動させることで行なう。

【0063】第3の手法は、以上の第1、第2の手法を組み合わせた方法である。第1の手法は、分類対象欠陥が非常に多くなる場合、効率が悪くなる。また、第2の手法では、教示データと分類対象データとで、取得した時の半導体製造プロセスの変動が大きい場合、正しい自動分類結果を得るのが困難となり、自動分類結果に誤りが混在するおそれがあるという問題がある。この問題を回避するためには、先ず欠陥分類装置に自動分類を行なわせ、その結果を図11に示す画面上で確認し、分類誤りとなった欠陥のアイコン28のみを正しいカテゴリウィンドウに移動させるということを行なえばよい。

【0064】以上の手法において、分類対象の欠陥にカテゴリ（欠陥属性）を付与した後は、この情報を用いて自動的に教示データを更新することができる。

【0065】これは、特徴量分布を表現する統計量（前述した、クラスタの個数や平均値、分散値、主成分など）や、教示データを用いて分類対象の欠陥を自動分類した結果の情報を用いることにより実現できる。例えば、上述の特徴量から得られる統計量に対して予め閾値を設定しておき、統計量の値がこの閾値を超えた場合には、再教示が必要と見なし、欠陥分類装置が自動的に教示データを更新することができる。

【0066】その他の例としては、教示データと分類対象データでクラスタ数に不一致が発生した場合に再教示することや、各カテゴリを球形や楕円球で近似した際の重なり の体積が閾値を超えた際に、再教示することができる。また、教示データを用いて分類対象データを自動分類した結果の情報を用いて再教示する方法としては、分類正解率を計算し、その値が一定の閾値を超えた場合

に行なう方法の他、教示カテゴリに含まれない欠陥（未知欠陥）の個数が一定の閾値を超えた場合に行なうようにすることもできる。また、オペレータが目視で分類対象の欠陥のカテゴリ付けを行なった結果の情報、例えば、教示カテゴリに含まれない欠陥（未知欠陥）の個数を判定して再教示を行なうこともできる。

【0067】次に、教示データの更新をするために新たに必要となる教示サンプルの選び方について説明する。

【0068】その第1の方法は、もともとの教示データの作成に用いられた教示サンプルに対し、分類対象データの欠陥を追加して行なうものである。追加する欠陥は分類対象データ全てであってもよいし、一部であってもよい。分類対象データ全てを追加する場合は、図11に示す画面上の全データが追加されることになる。この他、例えば、自動分類処理で誤分類された欠陥のみ、教示サンプルに加えてもよい。この場合には、図11に示す画面上でオペレータが欠陥のアイコン28を移動することにより、自動分類結果の誤りを修正したのに連動して、この欠陥を教示データとして追加するべき旨を記憶することが可能である。このように、教示サンプルに対し、分類対象データの欠陥を追加するのは、半導体製造プロセスの変動による各カテゴリの分布の変化が少ない場合などに適している。

【0069】第2の方法は、元々の教示サンプルは再教示の際の教示サンプルとして用いずに、分類対象データのみを新たな教示サンプルとすることもできる。全ての分類対象データの全てを教示サンプルとしてもよいし、その中の一部のデータのみを教示サンプルとしてもよい。これは、もともと用いていた教示サンプルに全く意味がなくなる程半導体製造プロセス変動が大きい場合に適している。

【0070】第3の方法は、もともとの教示サンプルと分類対象データから選び出した欠陥とを教示サンプルとして再教示する方法である。これは、半導体製造プロセスの変動により、特徴量空間で各カテゴリの分布が移動している場合に適している。この場合、分布が移動したことにより、分類対象の欠陥の分布に含まれなくなった教示サンプルを教示サンプルから排除することを行なう。例えば、教師点や分類対象点の夫々について、各カテゴリの分布を球もしくは楕円球で近似し、それらの重なり具合から、教示サンプルから抜くべき欠陥と教示サンプルに加えるべき欠陥を選択することができる。図12では、部分aが従来教示サンプルとして用いられていたが、再教示では、教示サンプルから削除される欠陥、部分bが教示サンプルとして新しく再教示の際に加えられる欠陥を表わしている。また、領域cに含まれる欠陥に対しては、もともとの教示サンプルと分類対象欠陥とをともに再教示に用いられたい。

【0071】これら第1～第3の方法での教示データサンプルの追加、入れ替え手法を示したが、この3つの方

法の内のいずれを採用するかについても、特徴量空間の教示点と分類対象点との間の分布の変化から自動的に求めることが可能である。このためには、各カテゴリ毎にそのクラスを球などで近似し、その重なり具合を比較すればよい。

【0072】なお、ここで説明した教示データサンプルの入れ替えによる再教示処理は、各カテゴリ毎に行なうことも可能である。つまり、教示点と分類対象点との分布の大きな違いがないカテゴリに対しては、再教示を行わず、かかる違いがあるカテゴリに対してのみ再教示を行なうというものである。これにより、教示処理を効率的に行なうことが可能となる。

【0073】以上に説明した方法は、特徴量分布の違いを利用して自動的に再教示処理のトリガを掛ける方法であるが、全て自動で行なうのではなく、処理の各段階で得られる情報を対話的にユーザに通知し、ユーザの確認を得ながら処理を進めるようにしてもよい。

【0074】図13は対話的にユーザが再教示を行なう際のユーザに教示データの解析結果を通知する表示画面の一具体例を示す図である。

【0075】同図において、この表示画面には、分類対象欠陥のアイコン31を一覧表示する画像表示部30と、教示データの解析結果を表示する解析結果表示部29とがある。解析結果表示部29には、分類対象欠陥の特徴量データの統計量（平均、分散など）が、教示データに対し、どの程度変動しているかを表示している。欠陥分類装置内部では、これらの変動量から各カテゴリ毎に再教示が必要か否か判断した結果32が表示される。ユーザは、教示ボタン33を押下することにより、再教示を実行することができる。

【0076】図14は図7や図10に示した特徴量分布の変動を感知する方法を用いて教示データを更新する処理の一具体例を示すフローチャートである。

【0077】図7に示した分類対象の各欠陥のカテゴリ（欠陥属性）を必要としない教示データの評価は、欠陥分類装置内において、全自動で行なうことができるが、図10に示した分類対象の各欠陥の分類カテゴリ情報を用いて欠陥の特徴量を評価するものは、全欠陥に対して正しい分類カテゴリ情報を与えるための処理が必要であるため、一部手動の処理が混在する可能性がある。

【0078】このような図7と図10とに示した処理を混合させた教示データのメンテナンスは、以下のように行なわれる。

【0079】即ち、通常状態では、図7に示す欠陥分布全体の分布変化を記憶しておく。この情報はユーザがいつでも閲覧できることとする。そして、ユーザからの明示の指示、もしくは、モニターで観察された分布を表わす統計量がある一定の閾値を超えた場合には、図10に示す各カテゴリ毎の分布の変化の状況を解析する。そして、その解析の結果、再教示が必要とユーザが判定した

場合、もしくはその分布の変化を解析した結果得られた統計量がある閾値を超えていると、再教示を行なう。この再教示は、全カテゴリを対象としてもよいし、選択されたあるカテゴリのみを対象としてもよい。また、再教示に必要な教師サンプルは、上記のように、特徴量空間での欠陥点の分布から決定することができる。

【0080】以上のように、教示時と分類実行時とでの欠陥の特徴量データの分布の違いを調べることにより、半導体製造プロセスの変動を検知することができ、この半導体製造プロセスの変動を検知すると、教示データを更新することにより、教示データを半導体製造プロセスの変動に追従させることができる。

【0081】なお、以上説明した実施形態は、半導体製品の製造プロセスでの欠陥の検査に関するものであったが、本発明は、これのみに限らず、液晶パネルのレジストが塗布されるガラス基板などの他の任意の製品から得られる画像の分類に適用できることはいうまでもない。

【0082】

【発明の効果】説明したように、本発明によれば、半導体製造プロセスの変動によって教示データと分類対象データとの特徴量が変化した場合でも、分類対象に適した教示データに追従することが可能となり、安定した分類性能を確保することができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】半導体製造プロセスにおける本発明の役割を説明する図である。

【図2】本発明による画像自動分類方法及び装置に相当する図1での欠陥分類装置の一実施形態を示す構成図である。

【図3】図1における欠陥分類装置が行なう分類学習処理手順の一具体例を示すフローチャートである。

【図4】本発明による画像自動分類方法及び装置での教師データ作成画面の一具体例を示す図である。

【図5】本発明による画像自動分類方法及び装置での教師データの一具体例を示す図である。

【図6】本発明による画像自動分類方法及び装置での教示の原理を説明する図である。

【図7】本発明による画像自動分類方法及び装置での教示データと分類対象データとの比較を説明するための図である。

【図8】本発明による画像自動分類方法及び装置での特徴量空間からクラスを計算するための処理を示すフローチャートである。

【図9】本発明による画像自動分類方法及び装置での特徴量空間内の特徴点の集合から計算される統計量についての説明図である。

【図10】本発明による画像自動分類方法及び装置での教示データと分類対象データの比較を説明する図である。

【図11】本発明による画像自動分類方法及び装置での

分類対象欠陥とカテゴリとを対応づけるための表示画面の図である。

【図12】本発明による画像自動分類方法及び装置での再教示用の欠陥のサンプリングについての説明図である。

【図13】本発明による画像自動分類方法及び装置での対話的にユーザが再教示を行なう際のユーザに教示データの解析結果を通知する表示画面の一具体例を示す図である。

【図14】本発明による画像自動分類方法及び装置での教示データの更新の手続きを説明するフローチャートである。

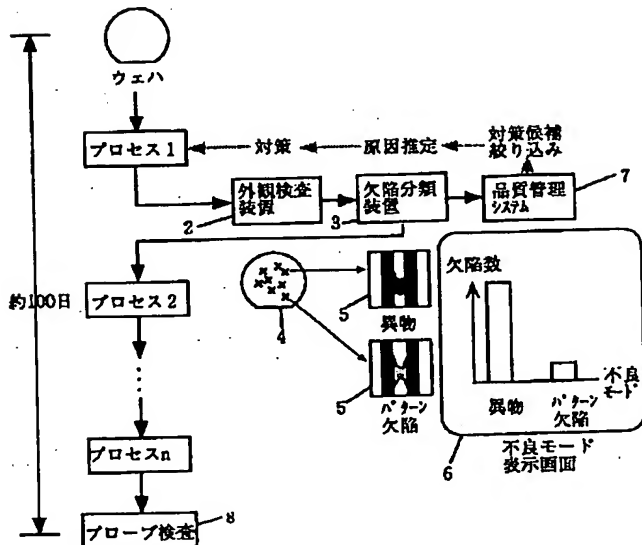
【符号の説明】

- 2 外観検査装置
- 3 欠陥分類装置
- 4 外観検査結果
- 5 欠陥画像
- 6 不良モード別の発生頻度を示す画面
- 7 品質管理システム
- 8 プローブ検査
- 9 光学系
- 10 基板
- 1.1 ステージ

- 12 TVカメラ
- 13 画像入力装置
- 14 画像記録装置
- 15 画像処理装置
- 16 ステージ制御部
- 17 基板搬送制御部
- 18 モニタ
- 19 ホストコンピュータ
- 20 基板搬送装置
- 21 入力手段
- 22 ネットワーク
- 23 A～23 C ユーザカテゴリウィンドウ
- 24 未分類ウィンドウ
- 25 分類対象欠陥ウィンドウ
- 26 A, 26 B カテゴリウィンドウ
- 27 未知欠陥ウィンドウ
- 28 アイコン
- 29 解析結果表示部
- 30 画像表示部
- 31 アイコン
- 32 再教示結果
- 33 教示ボタン

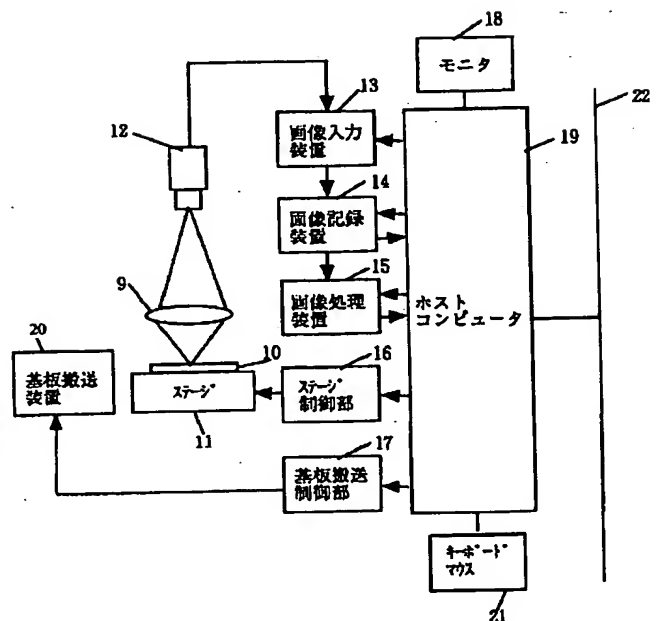
【図1】

図1



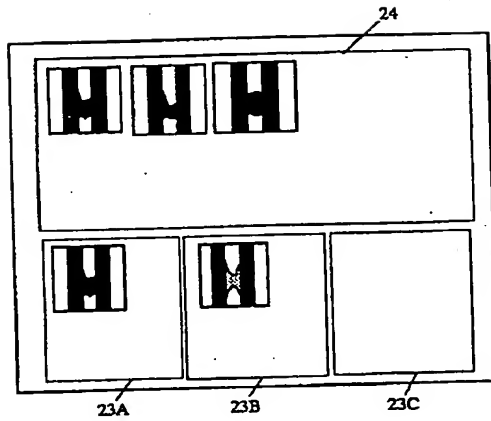
【図2】

図2



【図 5】

4

[illegible]

14

圖 6

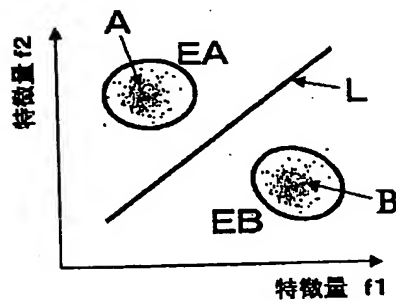


图 9

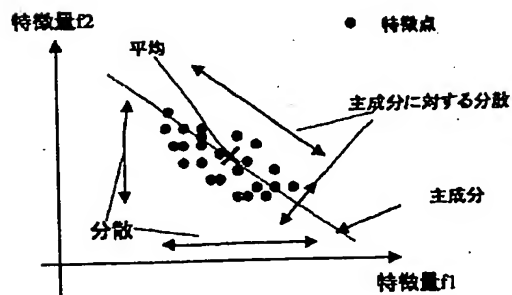
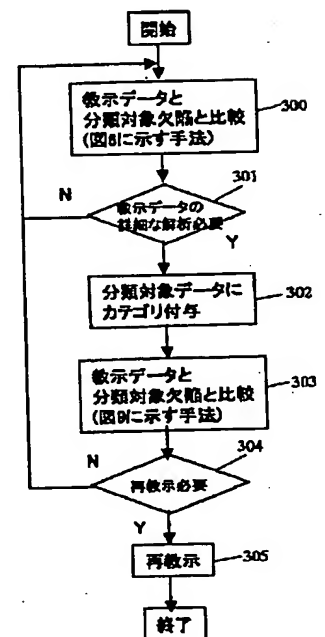
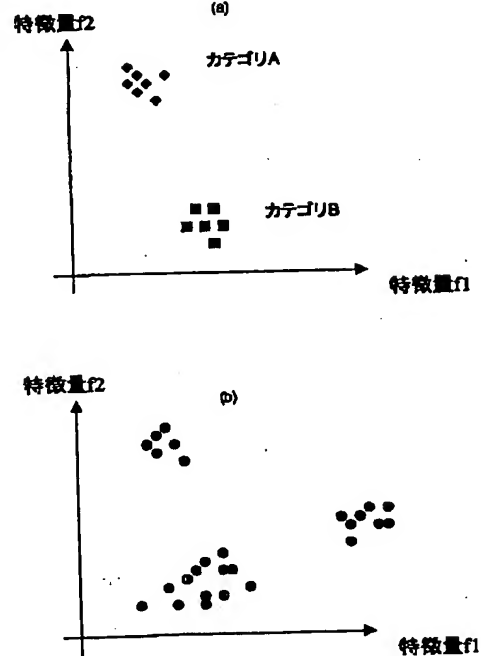
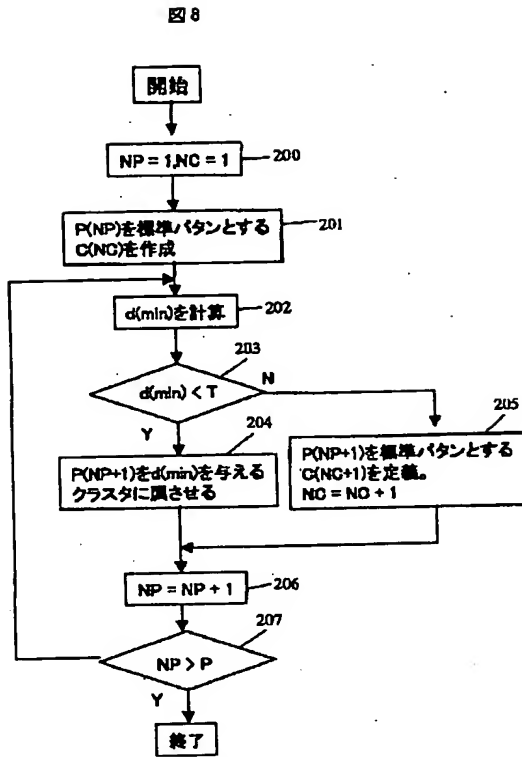


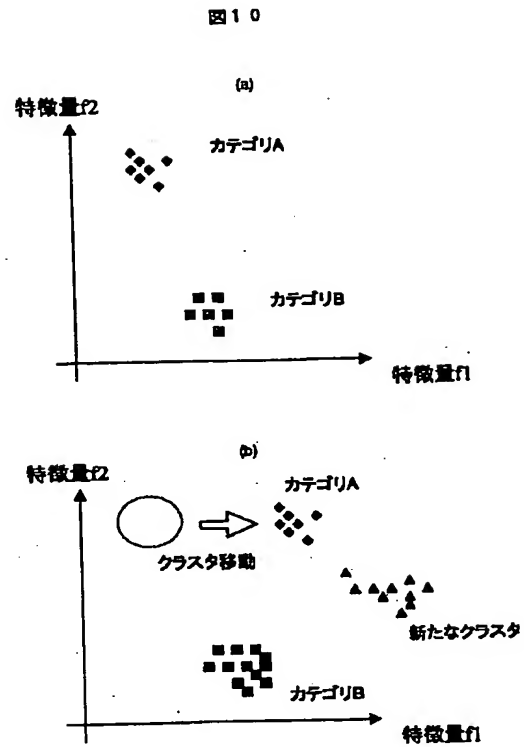
圖 7



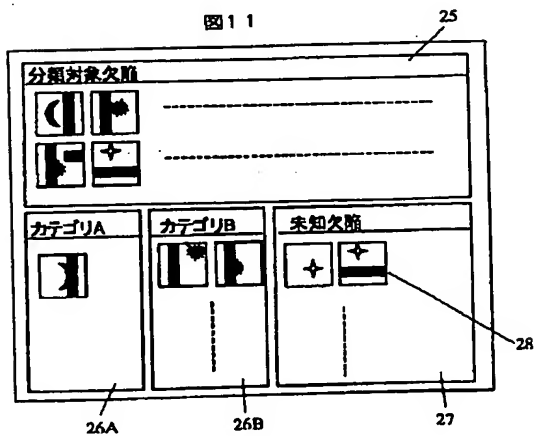
【図8】



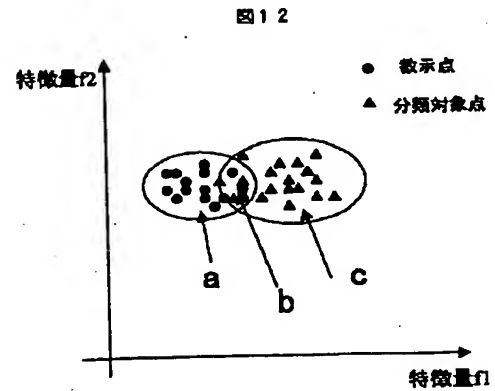
【図10】



【図11】



【図12】



【図13】

図13

Figure 13 is a diagram of a classification system interface. It consists of several components:

- Top Section (29):** A table with columns for 'パラメータ変動' (Parameter Fluctuation), '再教示' (Re-teaching), and '要' (Required). The rows are categorized by 'カテゴリA' (Category A), 'カテゴリB' (Category B), and 'カテゴリC' (Category C). The '再教示' column contains '不要' (Not required) for Category A and '要' (Required) for Categories B and C.
- Classification Object List (33):** A section labeled '分類対象欠陥' (Classification Object Defects) containing a list of objects represented by icons.
- Category-specific Classification Grids (30, 31):** Three grids labeled 'カテゴリA', 'カテゴリB', and 'カテゴリC'. Each grid contains icons and a vertical line indicating a classification point.
- Buttons (32):** A '教示開始' (Start Teaching) button and a '再教示' (Re-teaching) button.

フロントページの続き

(51) Int. Cl.⁷

G 0 6 T 7/00

識別記号

3 0 0

3 5 0

F I

G 0 6 T 7/00

テマコード (参考)

3 0 0 F

3 5 0 B

(72) 発明者 小原 健二

神奈川県横浜市戸塚区吉田町292番地 株
式会社日立製作所生産技術研究所内

(72) 発明者 小沢 康彦

茨城県ひたちなか市大字市毛882番地 株
式会社日立製作所計測器グループ内

(72) 発明者 黒▲崎▼ 利榮

茨城県ひたちなか市大字市毛882番地 株
式会社日立製作所計測器グループ内

(72) 発明者 磯貝 静志

茨城県ひたちなか市大字市毛882番地 株
式会社日立製作所計測器グループ内

Fターム(参考) 2F065 AA49 AA58 AA61 CC19 FF01

FF04 JJ02 JJ03 JJ19 JJ25

JJ26 PP12 PP24 QQ24 QQ31

QQ36 QQ41 RR06 SS02 SS13

2G051 AA51 AB01 AB07 CA04 EB01

EC01 ED21

5B057 AA03 DA03 DA12 DB02 DC03

DC25 DC36 DC40

5B075 ND06 NK46 NR12 PP02 PP03

PQ02 PQ46 QP01 QT04

5L096 BA03 CA02 FA32 FA33 FA59

FA64 GA38 JA11 JA22 KA04

MA07